

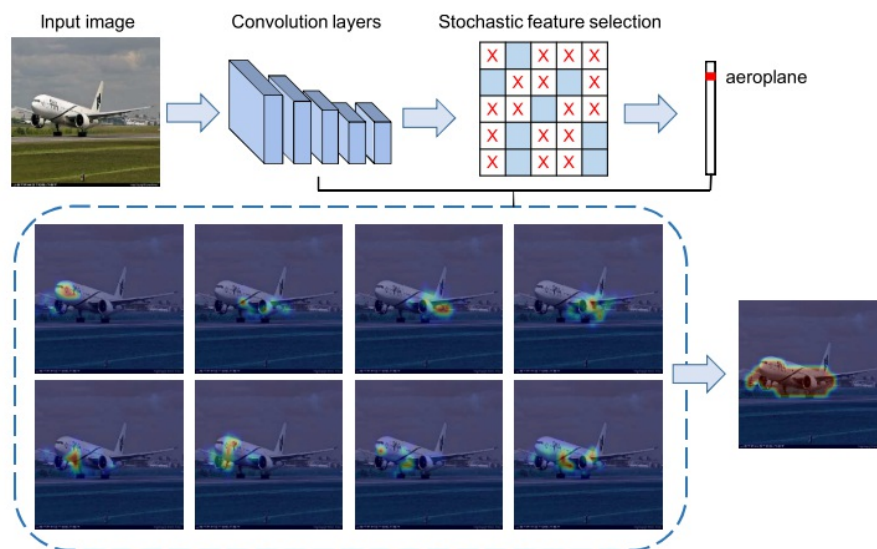
# FickleNet: Weakly and Semi-supervised Semantic Image Segmentation using Stochastic Inference

Jungbeom Lee   Eunji Kim   Sungmin Lee   Jangho Lee   Sungroh Yoon<sup>†</sup>  
Department of Electrical and Computer Engineering, Seoul National University, Seoul, South Korea  
{jbeom.lee93, kce407, simonlee0810, ubuntu, sryoon}@snu.ac.kr

CVPR2019

## 目的：

提出一种使用特征随机选择的弱监督、半监督语义分割方法。用一个分类网络，对某一层特征图随机采样，使用 Grad-CAM 可以解释网络对输入图片的哪些部分感兴趣，用这样的方法得到一个伪语义分割标签去训练语义分割模型。



## 方法：

将图片输入网络后，特征得到增强，位置信息保持不变，因此将深层的特征图中的节点进行随机选择。文中使用了特征图扩张，直接在特征图上做 dropout，避免了因卷积核重叠而对每个位置的卷积做 dropout，卷积核中心点保留。

将 dropout 后的特征图输入到一个分类网络，得到一个分类分数；重复对特征图随机选择 N 次，得到 N 个分数。使用交叉熵去训练整个分类网络。

由于特征图每次随机选择后，物体的某些显著的特征会被扔掉，不参与分类的计算，因此会迫使网络去发现物体的其他不显著的特征，发现不同位置特征之

间的联系。

在网络预测时，同样对特征图随机选择 N 次,对每一次都计算其每个类别的 Grad-CAM，即用得分 S 对某一通道特征图 x 的梯度作为权重，对 k 个通道进行加权；

$$\text{Grad-CAM}^c = \text{ReLU}\left(\sum_k x_k \times \frac{\partial S^c}{\partial x_k}\right).$$

然后将每次随机选择得到的 Grad-CAM 中大于阈值部分进行组合得到伪标签，如上图中的飞机。最后用 DSRG 训练分割网络。

Algorithm 1: Training and Inference Procedure		
<b>Input:</b> Image $I$ , ground-truth label $c$ , dropout rate $p$		
<b>Output:</b> Classification score $S$ and localization maps $M$		
1	$x = \text{Forward}(I)$ until conv5 layer;	
2	<b>Stochastic hidden unit selection:</b>	Sec. 3.1
3	$x^{\text{expand}} = \text{Expand}(x)$ ;	Sec. 3.1.1
4	$x_p^{\text{expand}} = \text{Center-fixed spatial dropout}(x^{\text{expand}}, p)$ ;	Sec. 3.1.2
5	$S = \text{Classifier}(x_p^{\text{expand}})$ ;	Sec. 3.1.3
6	<b>Training Classifier:</b>	
7	Update network by $L = \text{SigmoidCrossEntropy}(S, c)$	
8	<b>Inference CAMs:</b>	Sec. 3.2
9	For different random selections $i$ ( $1 \leq i \leq N$ ):	
10	$M^c[i] = \text{Grad-CAM}(x, S^c)$ ;	Sec. 3.2.1
11	$M^c = \text{Aggregate}(M^c[i])$ ;	Sec. 3.2.2

## 总结：

由于医学图像数据较少，可以考虑将分类数据与分割数据结合训练网络。